基于Sentinel-2的青铜峡灌区水稻和玉米种植分布早期识别

朱 磊[1,2]， 王 科[1,2]， 丁一民[1,2]， 孙振源[1,2]， 孙伯颜[1,2]

（1. 宁夏大学土木与水利工程学院，宁夏 银川 750021；2. 宁夏回族自治区黄河水联网数字治水重点实验室，宁夏 银川 750021）

摘 要：及时准确地掌握灌区内作物种植分布对于灌溉水资源高效配置、农田精准管理具有重要指导意义。以宁夏青铜峡灌区为研究对象，利用多时相Sentinel-2卫星数据，通过水稻和玉米早期特征分析，提取关键的"水淹"信号和"植被"信号，构建时序归一化差异水体指数（MNDWI）和归一化植被指数（NDVI）特征值数据集，并通过样本分析关键特征阈值，构建水稻和玉米早期种植分布决策树模型，提取2022年宁夏青铜峡灌区水稻和玉米种植的空间分布。结果表明:（1）玉米和水稻苗期的后半段5月15—31日，水淹信号和植被信号是区分二者关键时期。（2）基于早期作物物候特征的方法，在5月16—31日获取的水稻和玉米图像制图精度高于90%，用户精度超过91%，总体精度超过90%，Kappa系数高于0.88，明显高于同时期随机森林方法的分类精度。（3）本研究提出的方法在早期水稻和玉米种植分布提取方面具有较强的适用性，并且能够在时空尺度上以较少的实地样本进行延展，同时在时间上也更有优势。因此，该方法为青铜峡灌区水稻和玉米种植分布早期调查提供了重要的方法支撑。

关 键 词：青铜峡灌区；Sentinel-2；归一化植被指数；归一化差异水体指数；决策树；水稻；玉米

文章编号：1000－6060(2024)05－0850－11(0850～0860)

卫星遥感技术已被广泛地应用作物识别分类、长势监测及产量预估等农业生产领域[1-3]。准确及时地获取作物种植结构分布对于农业水资源管理、产量评估、农作物保险、土地租赁、供应链物流、灾害预警以及政策制定等方面具有极其重要的意义[4-6]。以往大多数的农作物种植分布提取研究，通常以全年多时相遥感数据为基础或作物全生命周期物候特征进行提取，只能在年末或第二年度才能得到作物种植结构分布提取结果，时效性较差，无法满足实际生产要求[7]。利用实时或近实时的卫星数据，在夏灌之前获得作物分类图，可以辅助决策灌溉用水量的分配，提高灌溉的用水效率[8-9]，减少因水资源短缺带来的产量损失风险。

目前，已有不少学者关注到了作物的早期识别。其中，Cai等[10]使用Landsat卫星2000—2015年6个光谱波段1322个多时相场景数据，结合深度神经网络模型进行可扩展的分类过程计算；结果表明，该方法在同年7月底实现了对玉米和大豆的分类达到95%的总体精度，但该方法只针对特定的农作物进行分类提取，在种植结构复杂的区域还有待检验。郝鹏宇等[8]利用2006—2013年的MODIS增强植被指数（EVI）时间序列数据和农田数据，采用免疫系统网络方法建立了苜蓿、玉米、高粱和冬小麦的参考EVI时间序列和"潜在"训练样本；研究结果表明，在2014年作物分类提取总体精度达到94.02%，接近使用完整时间序列数据的分类结果。

收稿日期：2023-10-01； **修订日期：**2023-12-28

基金项目：国家自然科学基金项目（52209059）；宁夏自然科学基金优秀青年项目（2023AAC05013）；宁夏回族自治区重点研发计划项目（2021BBF02027）资助

作者简介：朱磊（1980-），男，博士，教授，主要从事数字农业和智慧水利研究. E-mail: nxuzhulei@163.com

通讯作者：丁一民（1992-），男，博士，副教授，主要从事数字农业和智慧水利研究. E-mail: haojingdig03@hotmail.com

Zhou等[11]利用4—10月无云250 m MODIS 10 d合成数据，通过较短时间序列数据和一些最佳变量组合，在加拿大萨斯喀彻温省南部农业区进行作物种植结构分布提取，但由于MODIS数据空间分辨率较低，导致该方法在田块破碎区域对分类精度造成较大影响。Villa等[12]通过整合2013年和2014年4—7月30 m空间分辨率的Landsat 8和X波段SAR数据，基于分类树方案，使用多光谱数据集和X波段SAR数据派生的一组季节性特征，通过3种光谱指数和X波段SAR的植被和土壤条件代理计算来表达这些特征，最终识别到生长季早期7种作物类型，并通过对2013年和2014年2个生长季节的验证，获得了超过87%的总体精度。Azar等[13]利用2013年采集的Landsat 8 OLI多时相数据，对意大利北部的7种作物种植结构进行分类，该研究评估使用4种监督算法，利用多时相光谱指数，如EVI、归一化退化指数(NDFI)，实现整体精度在7月中旬超过85%，在生长季节结束的前5个月达到最高精度。

青铜峡灌区种植结构复杂，在生长季节同时存在水稻、小麦、玉米、枸杞、葡萄等作物，其中玉米的物候期和水稻高度相似。水淹信号是早期稻田的一个重要特征，但由于漫灌的原因，玉米在早期也存在偶尔的水淹信号。尽管早期玉米和水稻都存在水淹信号和植被信号，但是水稻的"水淹-生长"特征更明显。因此，本研究利用多时相Sentinel-2数据来提高早期识别精度，确定早期水稻和玉米的关键物候阶段和分类特征，进而基于早期物候特征方法提取水稻和玉米种植空间分布，并评估该方法的潜力，为该区域早期农情调查和管理提供依据。

1　数据与方法

1.1　研究区概况

宁夏青铜峡灌区(37°30′~38°20′N，106°30′~106°45′E)位于宁夏中北部，南起青铜峡水利枢纽，北至石嘴山，西抵贺兰山东麓，东接鄂尔多斯台地西缘，东西宽约50 km，南北长约170 km，主体为黄河冲积平原，包括青铜峡、吴忠、灵武、永宁、银川市辖三区、贺兰、平罗、石嘴山8个市、县，总面积约为10245.76 km^2。青铜峡灌区地势南高北低，黄河流经其中，水源充沛，土壤肥沃，年平均降雨量约200 mm，日照充分，适于发展灌溉农业[14]。20世纪60年代中期建成了青铜峡水利枢纽工程，结束了长期以来无坝引水的历史，灌区设计灌溉面积为38.8×10^4 hm^2。农作物以水稻、小麦、玉米为主，兼种胡麻、甜菜等，为中国西北地区重要产粮区，被誉为"塞外江南"。青铜峡灌区主要农作物生育情况如表1所示。

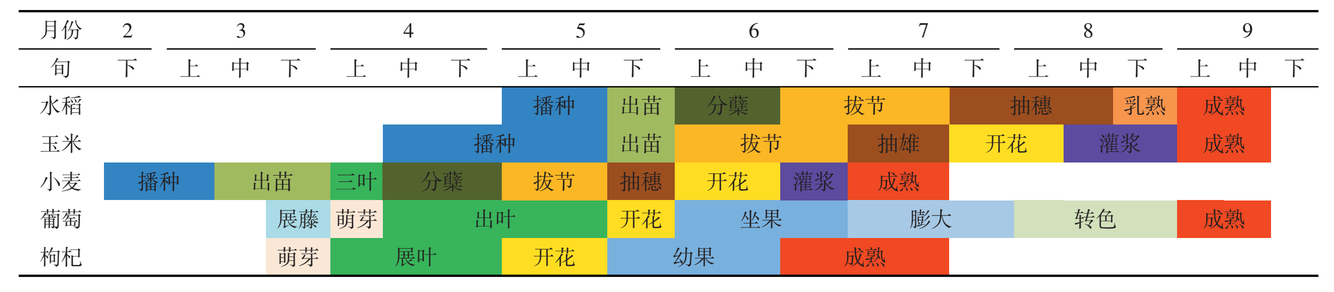
1.2　数据来源及预处理

1.2.1　*地面验证数据*　为确保分类和精度验证有足够数量和质量的样本点，本研究结合了野外实地调查与基于谷歌地球影像目视解译方法，共获得了青铜峡灌区内2022年2000个有效作物种植分布样本数据，其中水稻641个、玉米616个、小麦254个、其他作物489个。按照3:1比例将所有作物样本随机地分为小麦、水稻、其他作物(葡萄、枸杞)、玉米的样本点和分类精度验证点(图1b)。其中，土地利用数据(图1a)来源于美国环境系统研究所公司(https://livingatlas.arcgis.com/landcoverexplorer)[15]。

1.2.2　*Sentinel-2卫星数据及处理*　Sentinel系列卫星是欧洲空间局(ESA)推出的一组卫星，旨在为地球观测提供开放、高质量的数据[16]。Sentinel-2由2颗卫星组成，重访周期为5 d，Sentinel-2卫星搭载了多光谱成像仪。该卫星共有13个波段，其中4个波段的分辨率为10 m，3个波段的分辨率为60 m，光谱覆盖范围从可见光到近红外至短波红外。本研究选择已经过大气校正处理的Sentinel-2 L2A级数

表1　青铜峡灌区主要农作物生育期情况汇总

Tab. 1　Summary of main crop growth periods in Qingtongxia irrigation area


<table>
<tr><td>月份</td><td>2</td><td colspan="3">3</td><td colspan="3">4</td><td colspan="3">5</td><td colspan="3">6</td><td colspan="3">7</td><td colspan="3">8</td><td colspan="3">9</td></tr>
<tr><td>旬</td><td>下</td><td>上</td><td>中</td><td>下</td><td>上</td><td>中</td><td>下</td><td>上</td><td>中</td><td>下</td><td>上</td><td>中</td><td>下</td><td>上</td><td>中</td><td>下</td><td>上</td><td>中</td><td>下</td><td>上</td><td>中</td><td>下</td></tr>
<tr><td>水稻</td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td colspan="2">播种</td><td>出苗</td><td colspan="2">分蘖</td><td colspan="3">拔节</td><td colspan="3">抽穗</td><td>乳熟</td><td colspan="2">成熟</td><td></td></tr>
<tr><td>玉米</td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td colspan="4">播种</td><td>出苗</td><td colspan="3">拔节</td><td colspan="2">抽雄</td><td colspan="2">开花</td><td colspan="2">灌浆</td><td colspan="2">成熟</td><td></td></tr>
<tr><td>小麦</td><td colspan="2">播种</td><td colspan="2">出苗</td><td>三叶</td><td colspan="2">分蘖</td><td colspan="2">拔节</td><td>抽穗</td><td colspan="2">开花</td><td>灌浆</td><td colspan="2">成熟</td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr>
<tr><td>葡萄</td><td></td><td></td><td></td><td>展藤</td><td>萌芽</td><td colspan="4">出叶</td><td>开花</td><td colspan="3">坐果</td><td colspan="3">膨大</td><td colspan="3">转色</td><td colspan="2">成熟</td><td></td></tr>
<tr><td>枸杞</td><td></td><td></td><td></td><td>萌芽</td><td colspan="3">展叶</td><td colspan="2">开花</td><td colspan="3">幼果</td><td colspan="3">成熟</td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr>
</table>

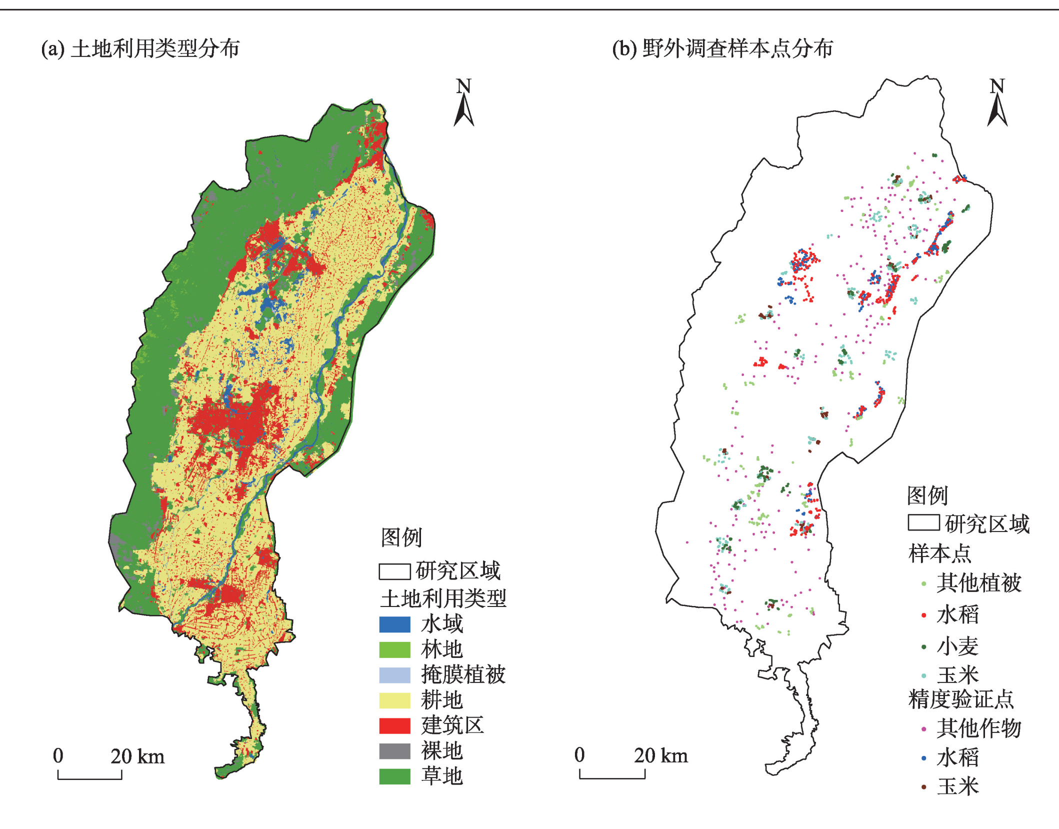


图1 青铜峡灌区土地利用类型、野外调查样本点分布

Fig. 1 Distributions of land use types and field survey sample points in Qingtongxia irrigation area

表2 本研究涉及的青铜峡灌区Sentinel-2卫星L2A级影像

Tab. 2 Sentinel-2 satellite L2A level images involved in this study in the Qingtongxia irrigation area

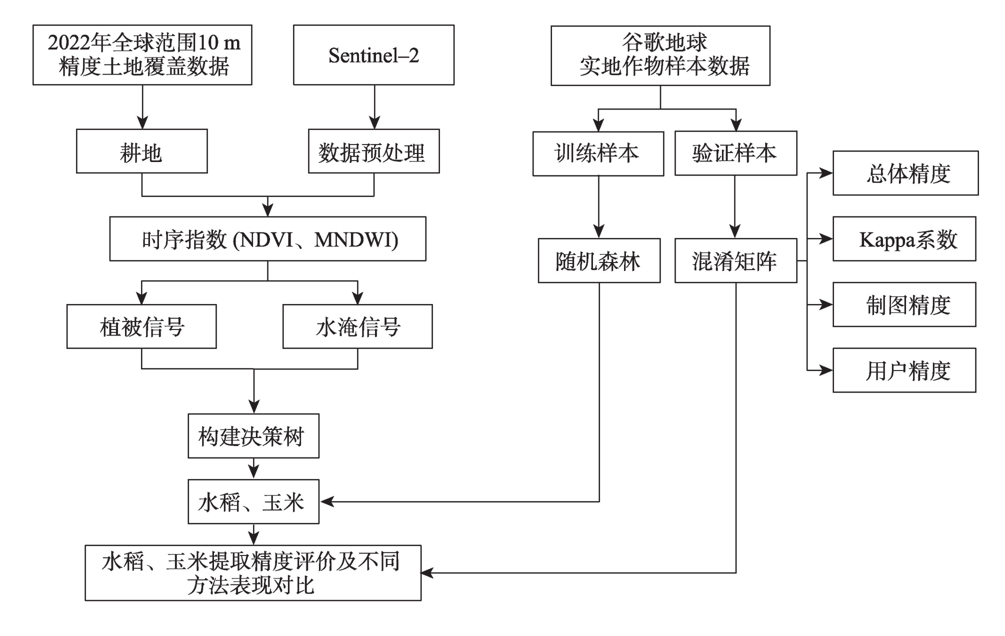
生育期	获取时间（年-月-日）	传感器与数据级别	数量/景	云覆盖率/%
播种前	2022-01-04	S2A-MSIL2A	6	<8
	2022-03-15	S2A-MSIL2A	6	<5
播种期	2022-04-06	S2B-MSIL2A	5	<5
	2022-04-24	S2A-MSIL2A	5	<8
	2022-05-01	S2A-MSIL2A	6	<8
	2022-05-09	S2B-MSIL2A	6	<5
出苗期	2022-05-16	S2B-MSIL2A	5	<8
	2022-05-24	S2A-MSIL2A	6	<8
	2022-05-31	S2A-MSIL2A	6	<5
拔节期	2022-06-05	S2B-MSIL2A	6	<5
	2022-06-13	S2A-MSIL2A	6	<5
	2022-06-15	S2B-MSIL2A	6	<5
	2022-06-30	S2A-MSIL2A	6	<5

据，可以直接运用到本研究中[17]。本研究采用的Sentinel-2卫星L2A级影像详细信息如表2所示，75景影像中，有74景影像的云覆盖率小于8%。其中，2023年5月16日的影像云覆盖率25%，经过裁剪后研究区部分均为晴空状态，不影响相关指数的计算。

1.3 研究方法

对于玉米和水稻而言，两者早期的物候期特征和长势较为接近，仅采用植被特征难以对其进行早期区分。因此，本研究进一步融合水淹信号开展玉米和水稻的区分。然而，早期玉米也存在水淹信号，特别是在灌溉后两者水淹信号也高度相似。但考虑到玉米灌溉后田间不会持续有水，本研究提出了基于多时相早期物候特征的水稻、玉米种植分布提取方法。该方法首先通过分析水稻、玉米、小麦、其他作物的年内早期光谱动态变化曲线，构建时序归一化差异水体指数(MNDWI)和归一化植被指数(NDVI)，获取早期稻田和玉米的关键生长时期及光谱特征，并基于关键生长时期光谱特征构建决分类策树模型提取水稻和玉米，具体的技术流程如图2所示。

1.3.1 NDVI和MNDWI时间序列曲线特征分析 水稻在生长初期常处于被水淹没的生长状态，是水域与绿色植被的混合区域，使其更易于识别[18-19]。但玉米及其他作物也可能因漫灌而存在水淹特性，因此本研究综合采用多期遥感影像的MNDWI、NDVI分别代表水淹信号和植被信号，对玉米和水稻进行



注：NDVI为归一化植被指数；MNDWI为归一化差异水体指数。下同。

图2 早期水稻、玉米提取技术流程图

Fig. 2 Flow chart of early rice and corn extraction technology

早期识别。首先，利用NDVI指数将生育期与水稻和玉米有明显差异的小麦、枸杞及其他作物进行剔除。随后，逐步增加遥感影像数据，使用MNDWI和NDVI指数进行6次提取玉米和水稻的分布。

MNDWI有效解决了水域存在阴影的问题，尤其适用于水体信息的提取[20]。基于样本绘制的青铜峡灌区主要作物的MNDWI时序曲线如图3所示，具体的计算公式如下：

$$\mathrm{MNDWI}=(P_{b3}-P_{b11})/(P_{b3}+P_{b11}) \quad (1)$$

式中：P_{b3} 和 P_{b11} 分别为Sentinel-2卫星的绿波段和短波红外波段反射率。

NDVI其数值变化与作物生长变化过程相对应[21]。基于样本绘制的青铜峡灌区主要作物的NDVI时序曲线如图3所示，具体的计算公式如下：

$$\mathrm{NDVI}=(P_{b8}-P_{b4})/(P_{b8}+P_{b4}) \quad (2)$$

式中：P_{b8} 和 P_{b4} 分别为Sentinel-2的近红外波段和红波段反射率。

基于野外调查采集的样本数据，计算青铜峡灌区主要作物样本点在13个时间点(表1、表2)的NDVI和MNDWI平均值[22]，构造青铜峡灌区主要农作物NDVI和MNDWI的时间序列曲线(图3)。由于水稻和玉米的播种时间相对其他作物较晚，其NDVI

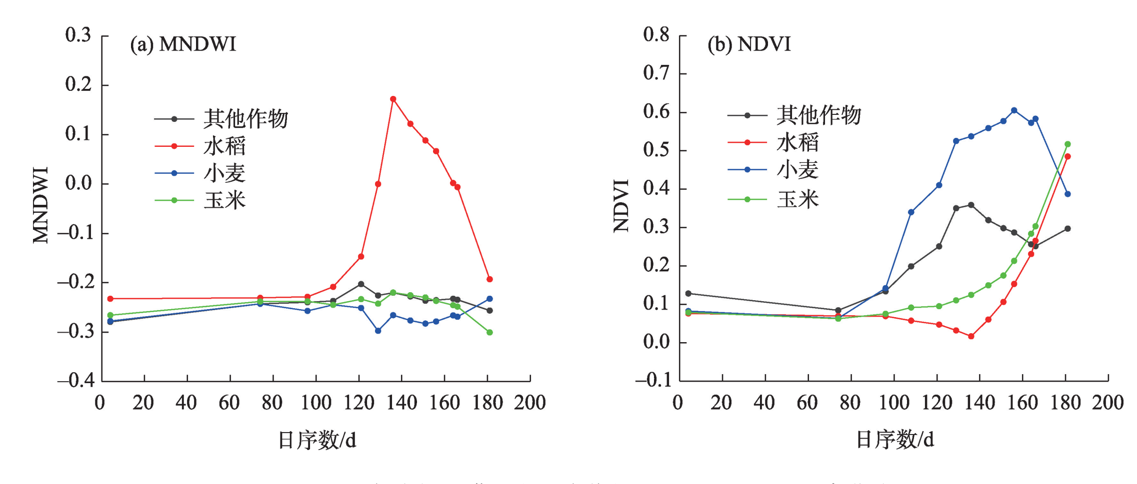


图3 2022年青铜峡灌区主要农作物MNDWI、NDVI时序曲线

Fig. 3 Temporal curves of MNDWI and NDVI for major crops in the Qingtongxia irrigation area in 2022

在一开始明显低于其他作物,随着水稻和玉米逐渐进入出苗期,其NDVI开始逐步上升。这一现象构成了利用NDVI来识别和提取水稻和玉米信息的基础。水稻的MNDWI自5月上旬开始持续上升,直至5月下旬达到峰值,该峰值稳定在0.08~0.12之间。值得注意的是,在水稻生长初期,其MNDWI的变化幅度显著高于玉米、小麦以及其他经济作物,如枸杞、葡萄等。这一显著差异为利用MNDWI有效区分水稻和其他作物,尤其是玉米,提供了重要基础。

1.3.2 基于决策树的玉米和水稻早期识别模型 基于青铜峡灌区的种植特点,本研究构建了一个可动态更新的决策树模型,以遥感影像为数据源,随着遥感数据的融入不断优化识别精度,实现对玉米和水稻的早期精准识别。首先,利用5月1日的NDVI图像和土地利用数据,剔除了灌区内生育期较早的其他作物(如苜蓿、小麦、枸杞、葡萄等)。模型进一步利用后续6个关键时期的作物植被信号和水淹信号特征,通过样本点概率分布统计来确定区分玉米和水稻的分类阈值。具体而言,模型在5月1日设定NDVI≤0.106,以进一步精确玉米和水稻的种植区域。在此基础上,使用5月16日MNDWI≥−0.08对水稻和玉米进行初步区分,得到分类结果一。随着作物进入出苗期,植被信号日益明显,采用5月24日0.125≤NDVI≤0.675和5月31日0.025≤NDVI≤0.575以及相应MNDWI的分类阈值MNDWI≥−0.08和MNDWI≥−0.1进行进一步区分,依次得到分类结果二和三。在作物生长的后续阶段,模型继续根据NDVI和MNDWI的变化特征来提取水稻和玉米的种植分布。在分类结果三的基础上,通过设定6月5日−0.125≤NDVI≤0.375和MNDWI≥−0.08的阈值,得到分类结果四。进入拔节期,由于2种作物的植被信号更加相似,模型转而利用水淹信号的差异,取6月13日MNDWI≥−0.15进行区分,得到分类结果五。最后,在6月下旬,当水稻和玉米的水淹信号差异相对较小时,采用6月30日0.125≤NDVI≤0.675和MNDWI≥−0.3的阈值进行最终区分,得到分类结果六。随着作物生长,不断通过阈值和条件判断,构建了一个高效的决策树分类模型(图4)。

1.3.3 基于随机森林算法的作物分类 随机森林算法最早由Breiman提出[22],是一种有监督的机器学习算法,监督学习是机器学习的一个子类。这种类型的学习依赖于分类标签,以生成一个函数模型来识别图像中的不同类型。随机森林由于其准确性,简单性和灵活性,现已成为最广泛使用的分类算法之一[23−24]。随机森林通过集成学习的方式,充分发挥了决策树的优势,并通过随机特征选择和投票机制来提高模型的泛化能力和稳定性。由于随机森林属于机器学习工具,其分类算法主要利用了影像的光谱信息[25]。因此,其样本点因遵循"质量胜于数量"原则,即样本点要保证较高的精度。本研究中随机森林算法输入的影像和调查样本与上述决策树方法一致,并同样按时间顺序,逐步增加数据进行了6次识别(图5)。

1.3.4 水稻、玉米提取方法精度评估 本研究采用混淆矩阵以及计算制图精度、用户精度、总体精度和Kappa系数对水稻和玉米提取进行精度评定[26−29]。

2 结果与分析

2.1 水稻和玉米提取精度评价

本研究依托早期物候特征对水稻和玉米的种植分布进行了综合分类,总体精度均高于81%以上。尤其值得注意的是,在出苗期,对2种作物的制图精度均超过93%,用户精度均超过91%,Kappa系数均达到0.8以上(表3),具体的分类结果详见图6。然而,随着作物的生长进入拔节期,分类精度呈下降趋势,在拔节期后期总体分类精度降低至81.0671%,Kappa系数降至0.609。这主要是由于随着作物的生长导致地表被植被遮盖,使得水淹信号在区分水稻和玉米时逐渐减弱,进而导致一定程度的误分类现象。上述结果表明,5月16—31日即出苗期的植被信号和水淹信号,是区分水稻和玉米的最佳时间窗口。

2.2 不同分类方法提取精度表现对比

基于随机森林分类方法的作物提取精度如表4所示,通过表3和表4精度对比可以发现,基于早期物候特征的总体精度较高,尤其是在出苗期,用户精度和制图精度上表现的更明显,用户精度显著高出2%~4%,制图精度总体高出4%~7%,即基于早期物候特征提取水稻和玉米的错分误差和漏分误差更小。基于早期作物物候特征方法提取水稻和玉米时,能更好地避免因出现偶尔水淹信号而导致的错分。相比之下本研究提出的分类方法,充分利用了作物生长早期物候期特征,既兼顾考虑了水稻和

$\mathrm{NDVI}_{501}\leqslant0.106$、青铜峡灌区耕地数据
否　是
其他作物、小麦
玉米、水稻
$0.125\leqslant\mathrm{NDVI}_{516}\leqslant0.42$ & $\mathrm{MNDWI}_{516}\geqslant-0.08$
是　否
水稻　玉米
分类结果1
NDVI_{524}、MNDWI_{524}
$0.125\leqslant\mathrm{NDVI}_{524}\leqslant0.675$ & $\mathrm{MNDWI}_{524}\geqslant-0.08$
否　是
玉米　水稻
分类结果2
NDVI_{531}、MNDWI_{531}
$0.025\leqslant\mathrm{NDVI}_{531}\leqslant0.575$ & $\mathrm{MNDWI}_{531}\geqslant-0.1$
是　否
水稻　玉米
分类结果3
NDVI_{605}、MNDWI_{605}
$-0.125\leqslant\mathrm{NDVI}_{605}\leqslant0.375$ & $\mathrm{MNDWI}_{605}\geqslant-0.08$
是　否
水稻　玉米
分类结果4
NDVI_{613}、MNDWI_{613}
$-0.025\leqslant\mathrm{NDVI}_{613}\leqslant0.625$ & $\mathrm{MNDWI}_{613}\geqslant-0.15$
是　否
水稻　玉米
分类结果5
NDVI_{630}、MNDWI_{630}
$0.125\leqslant\mathrm{NDVI}_{630}\leqslant0.675$ & $\mathrm{MNDWI}_{630}\geqslant-0.3$
是　否
水稻　玉米
分类结果6

注：NDVI_{501}、NDVI_{516}、NDVI_{524}、NDVI_{531}、NDVI_{605}、NDVI_{613}、NDVI_{630}分别为5月1日、5月16日、5月24日、5月31日、6月5日、6月13日、6月30日的归一化植被指数；MNDWI_{516}、MNDWI_{524}、MNDWI_{531}、MNDWI_{605}、MNDWI_{613}、MNDWI_{630}分别为5月16日、5月24日、5月31日、6月5日、6月13日、6月30日的归一化差异水体指数。

图4　分类决策树规则

Fig. 4　Rules of classification decision tree

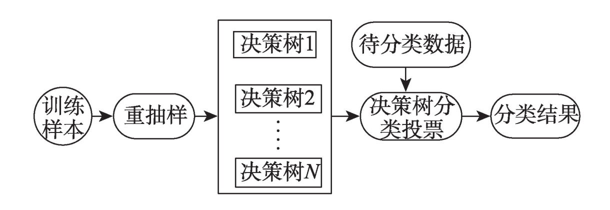


图5　随机森林算法流程

Fig. 5　Flow of random forest algorithm

玉米早期的植被信号特征，同时也考虑了两者之间水淹信号的差异，大大提高了分类精度。

图7为选取的2个典型区域分类结果，以2022年5月16日（图7a）和9月17日（图7b）的谷歌地球卫星影像数据为参考，观察到2种方法的分类差异。在1号区域，随机森林方法误将一部分水体区

表3 基于早期物候特征方法的精度评价

Tab. 3 Accuracy evaluation based on early phenological feature extraction methods

生育期	日期	玉米		水稻		总体精度/%	Kappa系数
		制图精度/%	用户精度/%	制图精度/%	用户精度/%		
播种期	5月1日—16日	95.62	94.33	93.02	92.66	97.0413	0.920
出苗期	5月1日—24日	95.25	93.31	94.87	93.34	95.4182	0.908
	5月1日—31日	93.49	92.87	93.54	91.56	91.5336	0.882
拔节期	5月1日—6月05日	90.96	91.41	92.06	93.14	90.6971	0.851
	5月1日—6月13日	89.36	90.61	90.84	91.33	89.5663	0.801
	5月1日—6月30日	63.53	92.86	95.87	75.69	81.0671	0.609

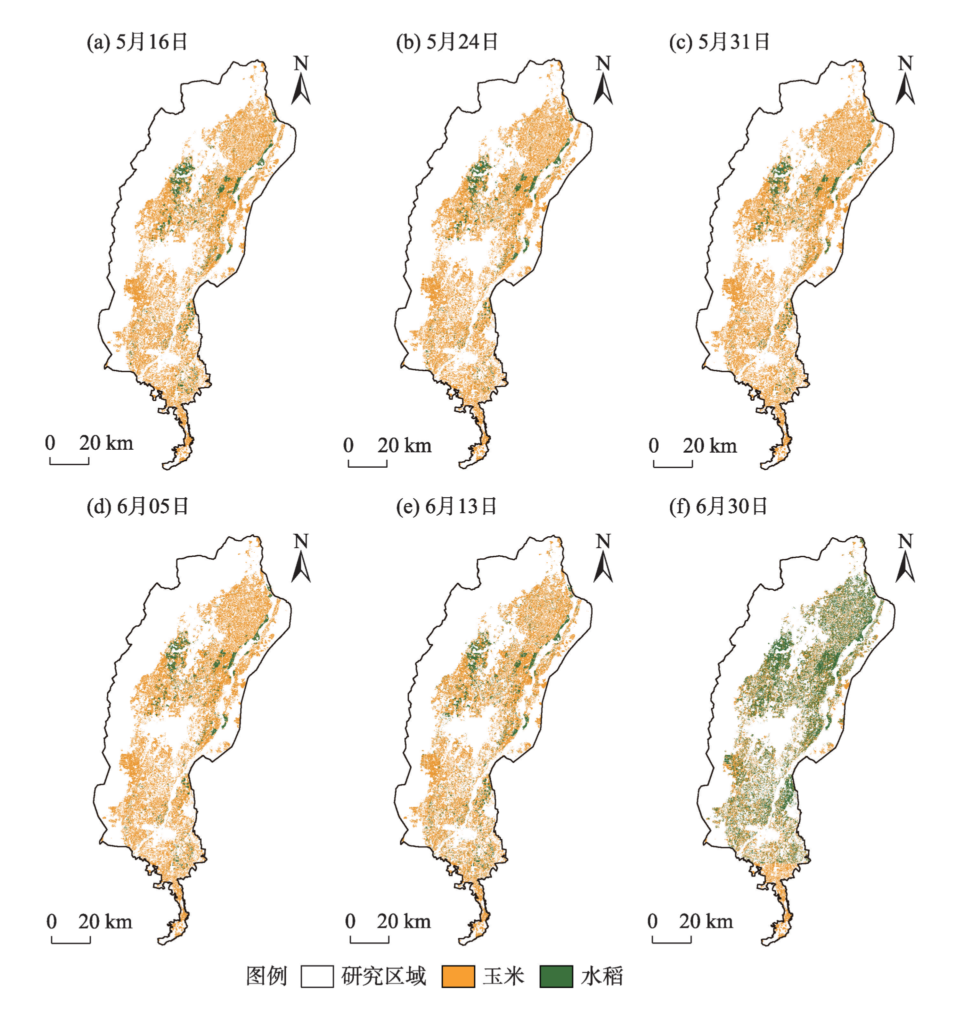


图6 不同方案提取的水稻、玉米种植空间分布

Fig. 6 Spatial distributions of rice and corn cultivation extracted with different schemes

表4 基于随机森林分类方法的精度评价

Tab. 4 Accuracy evaluation based on random forest classification method

生育期	日期	玉米		水稻		总体精度/%	Kappa系数
		制图精度/%	用户精度/%	制图精度/%	用户精度/%		
播种期	5月16日	89.34	87.56	90.01	89.35	90.01	0.89
出苗期	5月24日	89.98	90.20	89.97	90.02	90.06	0.87
	5月31日	87.34	88.75	86.37	89.23	89.09	0.84
拔节期	6月05日	90.02	90.51	90.07	91.24	90.76	0.90
	6月13日	88.09	90.03	89.67	90.01	89.12	0.85
	6月30日	91.03	90.5	86.08	87.09	86.57	0.86

图7　典型区域内2种分类方法效果对比

Fig. 7　Comparison of the effectiveness of two classification methods in typical regions

域错分为水稻(图7c)。在2号区域,随机森林方法漏分了部分玉米地(图7d)。相较于随机森林分类方法,基于本研究提出的基于早期物候特征的分类方法在1号区域和2号区域避免了错分(图7e)和漏分(图7f)情况。因此,基于早期物候特征的分类方法展现出了更高的准确性和可靠性。

2.3　不同分类方法在早期识别中的表现

基于早期物候特征方法和随机森林方法的Kappa系数最大值分别为0.92(2022年5月16日)和0.90(2022年6月5日),在5月31日之前,基于早期物候特征方法的整体精度较高,并且Kappa系数首次大于0.9的日期更早(表5)。这个时期水稻和玉米的水淹信号差异显著,使得早期物候特征的分类方法表现出更大的优势。需要强调的是,在本研究的分类方法中,总体精度呈逐渐降低的趋势(表3)。根据图3

表5　Kappa系数分析

Tab. 5　Kappa coefficient analysis

方法	最大值	最大值日期(年-月-日)	Kappa系数≥0.9的首个日期(年-月-日)
基于早期物候特征方法	0.92	2022-05-16	2022-05-16
随机森林方法	0.90	2022-06-05	2022-06-05

所示,在2种作物分类中,早期水稻MNDWI变化最大,尤其是在出苗期差异较大,因此在这个时间段内分类精度相对较高。然而,随着6月初水稻进入拔节期,水淹信号逐渐降低,导致分类精度逐渐下降,这一现象需要在未来的研究中进行深入分析和改进。

3　讨 论

本研究以Sentinel-2时间序列数据为基础,采

用早期物候特征方法评估青铜峡灌区早期水稻和玉米的分类效果,并与随机森林分类方法进行对比分析。实验验证本研究方法在早期水稻和玉米提取方面的有效性,其分类精度在5月底达到91%,满足了在夏季灌溉之前获取作物分类图的要求。此外,相较Cai等[10]方案,本研究使用更少数据,取得更高分类精度,且时间更早。在数据选择上,本研究充分利用了Sentinel-2数据的时间和空间分辨率优势,尤其在田块面积较小区域,相对于郝鹏宇等[8]研究,该方法在作物分类提取上表现更为出色。与Villa等[12]研究相比,本研究采用较少的植被指数,同时该方法更具物理解释性,且在时间方面更具优势。

虽然本研究已得到较高精度分类结果,但是依然存在以下不足。首先,基于作物早期物候特征的植被指数阈值分类方法可能导致分类图斑破碎化,尤其在田块分类完整性上可能显得不连续和破碎。未来的研究可以考虑在基于田块尺度上进行作物分类提取,以提高分类结果的一致性。其次,本研究在利用早期植被信号和水淹信号进行水稻、玉米种植分布提取时,随着作物生长后期,水淹信号逐渐减弱,导致后期的分类精度下降。在以后的研究中应考虑针对不同生长阶段采用更为灵活的特征进行分类,以应对作物生长过程特征变化的复杂性。同时,考虑到不同地区的气候和种植管理方式的不同,研究者在使用该方法时需要结合本地具体作物生长物候期,确定早期提取水稻和玉米种植分布的最佳时间。最后,本研究主要结合作物早期的物候特征和多时相光谱特征进行作物种植分布提取,但不可避免地出现了错分和漏分的现象。在未来的研究中,可以考虑引入深度学习方法,充分利用其在遥感图像分类方面的卓越自主学习和特征提取能力。通过结合深度学习技术,利用影像的其他信息,如耕地边界、作物纹理特征、作物播种方式等,有望提高分类精度,为遥感图像分类领域的进一步发展提供新的前景。

4 结 论

(1) 早期水稻和玉米提取的关键物候期及分类特征为:5月16—31日的水淹和植被信号为区分水稻和玉米种植分布的关键物候期,即出苗期后期。

(2) 建立了基于早期关键物候期特征的水稻和玉米提取方法。当NDVI≥-0.125时,被认定为水稻和玉米的植被信号区域。在植被信号提取的区域范围内,当MNDWI≥-0.08时,被判定为水稻;反之,则为玉米。该方法在5月16—31日期间获取的水稻和玉米图像制图精度高于90%,用户精度超过91%,总体精度超过90%,Kappa系数超过0.88。这一方法有望满足辅助决策青铜峡灌区灌溉的用水效率,减少由于水资源短缺导致的产量损失风险。

(3) 相对于随机森林的分类成果,本研究提出的基于早期关键物候期特征的方法不仅在分类准确度上表现更为出色,而且在时间上能够更早地获取作物种植空间分布等方面展现出明显的优势。特别值得强调的是,在北方单季种植区,该方法具备广泛的适用性,可被广泛推广应用。

参考文献(References)

[1] 孙智虎, 张锦水, 洪友堂, 等. GF-7卫星多角度特征作物识别[J]. 遥感学报, 2023, 27(9): 2127-2138. [Sun Zhihu, Zhang Jinshui, Hong Youtang, et al. Crop recognition by multiangle features of GF-7 satellite[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2023, 27(9): 2127-2138.]

[2] 田艳君, 石莹, 帅艳民, 等. 基于遥感时序特征的地表覆被信息提取[J]. 干旱区地理, 2021, 44(2): 450-459. [Tian Yanjun, Shi Ying, Shuai Yanmin, et al. Land cover information retrieval from temporal features based remote sensing images[J]. Arid Land Geography, 2021, 44(2): 450-459.]

[3] 白燕英, 高聚林, 张宝林. 基于Landsat8影像时间序列NDVI的作物种植结构提取[J]. 干旱区地理, 2019, 42(4): 893-901. [Bai Yanying, Gao Julin, Zhang Baolin. Extraction of crop planting structure based on time-series NDVI of Landsat8 images[J]. Arid Land Geography, 2019, 42(4): 893-901.]

[4] 欧阳玲, 毛德华, 王宗明, 等. 基于GF-1与Landsat8 OLI影像的作物种植结构与产量分析[J]. 农业工程学报, 2017, 33(11): 147-156. [Ou Yangling, Mao Dehua, Wang Zongming, et al. Analysis crops planting structure and yield based on GF-1 and Landsat8 OLI images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(11): 147-156.]

[5] 刘焕军, 孟令华, 邱政超, 等. 棉花生长初期灌溉信息遥感提取与校正[J]. 中国生态农业学报, 2017, 25(8): 1216-1223. [Liu Huanjun, Meng Linghua, Qiu Zhengchao, et al. Using remote sensing to extract and correct irrigation data during early cotton growth stage[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2017, 25(8): 1216-1223.]

[6] 尹瀚民, 古丽·加帕尔, 于涛, 等. 哈萨克斯坦北部小麦遥感估产方法研究[J]. 干旱区地理, 2022, 45(2): 488-498. [Yin Hanmin, Jiapaer Guli, Yu Tao, et al. Research on remote sensing estimation of wheat yield in northern Kazakhstan[J]. Arid Land Geography,

2022, 45(2): 488-498.]

[7] 郝鹏宇. 基于多时相遥感数据的农作物分类研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2017. [Hao Pengyu. Crop classification using time series remote sensing data[D]. Beijing: University of the Chinese Academy of Sciences, 2017.]

[8] 郝鹏宇, 唐华俊, 陈仲新, 等. 基于历史增强型植被指数时序的农作物类型早期识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(13): 179-186. [Hao Pengyu, Tang Huajun, Chen Zhongxin, et al. Early season crop type recognition based on historical EVI time series[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(13): 179-186.]

[9] 徐美, 阮本清, 黄诗峰, 等. 灌区作物种植结构遥感监测及其应用[J]. 水利学报, 2007, 38(7): 879-885. [Xu Mei, Ruan Benqing, Huang Shifeng, et al. Monitoring of crop variety distribution by remote sensing and its application[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2007, 38(7): 879-885.]

[10] Cai Y P, Guan K Y, Peng J, et al. A high-performance and in-season classification system of field-level crop types using time-series Landsat data and a machine learning approach[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 210: 35-47.

[11] Zhou F Q, Zhang A N, Townley-Smith L. A data mining approach for evaluation of optimal time-series of MODIS data for land cover mapping at a regional level[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 84: 114-129.

[12] Villa P, Stroppiana D, Fontanelli G, et al. In-season mapping of crop type with optical and X-Band SAR data: A classification tree approach using synoptic seasonal features[J]. Remote Sensing, 2015, 7(10): 12859-12886.

[13] Azar R, Villa P, Stroppiana D, et al. Assessing in-season crop classification performance using satellite data: A test case in northern Italy[J]. European Journal of Remote Sensing, 2016, 49(1): 361-380.

[14] 杨丽慧. 青铜峡灌区农业节水的农田水土环境响应研究[D]. 北京: 中国水利水电科学研究院, 2017. [Yang Lihui. Research on farmland water and soil environment response to water saving in Qingtongxia irrigation district[D]. Beijing: China Academy of Water Resources and Hydropower Research, 2017.]

[15] Weinmann M, Maier P M, Florath J, et al. Investigations on the potential of hyperspectral and Sentinel-2 data for land-cover/land-use classification[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2018, 4: 155-162.

[16] Xia T, Ji W W, Li W D, et al. Phenology-based decision tree classification of rice-crayfish fields from Sentinel-2 imagery in Qianjiang, China[J]. International Journal of Remote Sensing, 2021, 42(21): 8124-8144.

[17] 苏伟, 张明政, 蒋坤萍, 等. Sentinel-2卫星影像的大气校正方法[J]. 光学学报, 2018, 38(1): 322-331. [Su Wei, Zhang Mingzheng, Jiang Kunping, et al. Atmospheric correction method for Sentinel-2 Satellite imagery[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(1): 322-331.]

[18] 张悦琦, 李荣平, 穆西晗, 等. 基于多时相GF-6遥感影像的水稻种植面积提取[J]. 农业工程学报, 2021, 37(17): 189-196. [Zhang Yueqi, Li Rongping, Mu Xihan, et al. Extraction of paddy rice planting areas based on multi-temporal GF-6 remote sensing images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(17): 189-196.]

[19] 魏浩东, 杨靖雅, 蔡志文, 等. 物候窗口和多源中高分辨率影像的稻虾田提取[J]. 遥感学报, 2022, 26(7): 1423-1436. [Wei Haodong, Yang Jingya, Cai Zhiwen, et al. Extraction of rice and shrimp fields from phenological windows and multi-source high-resolution images[J]. Journal of Remote Sensing, 2022, 26(7): 1423-1436.]

[20] 徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J]. 遥感学报, 2005, 9(5): 589-595. [Xu Hanqiu. A study on information extraction of water body with the modified normalized difference water index (MNDWI)[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2005, 9(5): 589-595.]

[21] 姜伊兰, 陈保旺, 黄玉芳, 等. 基于Google Earth Engine和NDVI时序差异指数的作物种植区提取[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(5): 938-947. [Jiang Yilan, Chen Baowang, Huang Yufang, et al. Crop planting area extraction based on Google Earth Engine and NDVI time series difference index[J]. Journal of Geo-information Science, 2021, 23(5): 938-947.]

[22] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001(45): 5-32.

[23] 杨庆振, 郭敏, 范新成. 基于随机森林算法的高光谱遥感作物分类[J]. 测绘与空间地理信息, 2023, 46(4): 149-151, 154. [Yang Qingzhen, Guo Min, Fan Xincheng. Hyperspectral remote sensing crop classification based on random forest algorithm[J]. Surveying and Spatial Geographic Information, 2023, 46(4): 149-151, 154.]

[24] 解毅, 王佳楠, 刘钰. 基于Sentinel-1/2数据特征优选的冬小麦种植区识别方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(2): 231-241. [Xie Yi, Wang Jianan, Liu Yu. Winter wheat identification based on feature optimization of Sentinel-1/2 data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 231-241.]

[25] van der Linden S, Rabe A, Held M, et al. The EnMAP-Box: A toolbox and application programming interface for EnMAP data processing[J]. Remote Sensing, 2015, 7(9): 11249-11266.

[26] 张馨予, 蔡志文, 杨靖雅, 等. 时序滤波对农作物遥感识别的影响[J]. 农业工程学报, 2022, 38(4): 215-224. [Zhang Xinyu, Cai Zhiwen, Yang Jingya, et al. Impacts of temporal smoothing methods on crop type identification[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(4): 215-224.]

[27] Congalton R G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data[J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 37(1): 35-46.

[28] Hay A M. The derivation of global estimates from a confusion matrix[J]. International Journal of Remote Sensing, 1988, 9(8): 1395-1398.

[29] You N S, Dong J W, Huang J J X, et al. The 10-m crop type maps in northeast China during 2017—2019[J]. Scientific Data, 2021, 8(1): 41.

Early identification of rice and corn planting distribution in Qingtongxia irrigation area based on Sentinel-2

ZHU Lei[1,2], WANG Ke[1,2], DING Yimin[1,2], SUN Zhenyuan[1,2], SUN Boyan[1,2]

(1. School of Civil and Water Conservancy Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, Ningxia, China; 2. Key Laboratory of Digital Water Network Management of the Yellow River in Ningxia Hui Autonomous Region, Yinchuan 750021, Ningxia, China)

Abstract: Timely and accurate understanding of crop distribution within irrigation areas is essential for the efficient allocation of irrigation water resources and precise field management. This study focuses on the Qingtongxia irrigation area in Ningxia, China, employing multitemporal Sentinel-2 satellite data to analyze early characteristics of rice and maize. Key “flooding” and “vegetation” signals are extracted, and a time-series dataset comprising the modified normalized difference water index (MNDWI) and normalized vegetation index (NDVI) is constructed. By analyzing sample thresholds for these key features, a decision tree model for the early planting distribution of rice and maize is established, facilitating the extraction of the spatial distribution for rice and maize planting in the Qingtongxia irrigation area in 2022. The results reveal the following: (1) During the latter half of the maize and rice seedling stages, from May 15 to 31, flooding and vegetation signals are crucial for differentiating between the two crops. (2) Based on the early crop phenological characteristics, the mapping accuracy of rice and corn images obtained from May 16 to May 31 was higher than 90%, with user accuracy exceeding 91% and overall accuracy exceeding 90%. The Kappa coefficient was higher than 0.88, significantly higher than the classification accuracy of the random forest classification method during the same period. (3) The proposed method demonstrates strong applicability in the early extraction of rice and maize planting distribution, requiring fewer ground samples for extension across both spatial and temporal scales. Therefore, this method provides significant support for early investigations of rice and maize planting distribution in the Qingtongxia irrigation area.

Key words: Qingtongxia irrigation area; Sentinel-2; normalized vegetation index; normalized difference water index; decision tree; rice; maize